

MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO DA VIDA DE DRESSADORES BASEADO EM MODELOS LINEARES GENERALIZADOS

Mirelli de Castro Cesário (Universidade Federal de Itajubá)

Deyvid Martins Santos (Universidade Federal de Itajubá)

Marcos Vieira de Souza (Universidade Federal de Itajubá)

Pedro Paulo Balestrassi (Universidade Federal de Itajubá)



Este trabalho apresenta a aplicação de modelos lineares generalizados (GLM) aos dados obtidos com um Arranjo Composto Central (CCD) do processo de retificação cilíndrica por mergulho de pacotes de anéis de pistão. A resposta de interesse é a vida útil de dressadores de ponta de diamante utilizados na correção de perfil dos rebolos de retificação. Como variáveis controláveis do processo foram consideradas a velocidade de avanço de mergulho do rebole, a velocidade de dressagem, a velocidade periférica do rebole e a profundidade de dressagem. A vida do dressador é uma propriedade definida registrando-se o número de passes possíveis de serem concluídos até um valor máximo tolerável de desgaste, o que caracteriza uma variável aleatória de Poisson na forma de um “número médio de dressagens por vida”. Desse modo, os resíduos dos modelos de regressão serão heteroscedásticos tornando necessária a utilização de modelos lineares generalizados – na forma de uma Regressão de Poisson - antes de se tentar a maximização da vida do dressador e sua concomitante redução de variância. Na proposta apresentada, a variância é estimada a partir dos quadrados dos resíduos dos modelos OLS aplicados à média; tal variância é então utilizada para se corrigir o modelo da média. Para verificar a importância de utilizar modelos GLM neste tipo de variável de resposta, foi realizada uma breve comparação entre os resultados obtidos com modelos GLM e os tradicionais modelos OLS. Ao se utilizar modelos OLS, os resultados encontrados foram $R^2 = 93,62\%$, R^2 -ajustado = $86,79\%$ e R^2 -previsão = $75,09\%$ e para o GLM os resultados foram $R^2 = 99,67\%$, R^2 -ajustado = $99,31\%$ e R^2 -previsão = $98,55\%$. Além disso, observou-se uma significativa redução na variância de previsão dos modelos, comprovando a adequação do uso de modelos lineares generalizados.

Palavras-chave: Regressão de Poisson, Metodologia de Superfície de Resposta, Retificação Cilíndrica por Mergulho.

1. Introdução

Dentro dos processos de manufatura, é possível atuar no processo de usinagem de forma a utilizar todo o seu potencial para reduzir a utilização de insumos, na máxima produtividade e atendendo aos níveis de qualidade exigidos. No ramo automotivo vários produtos, ferramentas e ferramentais utilizam o processo de usinagem, sendo a retificação o mais utilizado para atender às tolerâncias milésimas e formas exigidas (BIANCHI *et al.*, 2011).

O processo de dressagem é essencial na retificação, sendo este responsável por corrigir a topografia do rebolo e renovar as arestas de corte após seu desgaste. Este pode ser realizado por meio de uma ferramenta de ponta única de diamante ou através do rolo dressador, sendo este último escolhido de acordo com as características específicas do rebolo a ser dressado (CRUZ, 2020). Além disso, essa ferramenta representa um impacto significativo no custo desta operação, pois quanto maior sua vida útil menor o custo industrial dos produtos, que está diretamente ligado à competitividade das empresas.

Neste contexto, diversos experimentos devem ser realizados na tentativa de encontrar a melhor parametrização do processo. Uma técnica importante para modelagem de processos é a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR), inicialmente desenvolvida por Box e Wilson (1951), que se baseia na experimentação para criar modelos que auxiliam na definição dos níveis ótimos dos fatores controláveis que influenciam as respostas de um processo (SANTHAKUMAR; IQBAL, 2019).

Desse modo, este trabalho apresenta a aplicação de modelos lineares generalizados (GLM) aos dados obtidos com um Arranjo Composto Central (CCD) do processo de retificação cilíndrica por mergulho de pacotes de anéis de pistão. A resposta de interesse é a vida útil de dressadores de ponta de diamante utilizados na correção de perfil dos rebolos de retificação

2. Fundamentação teórica

2.1. O processo

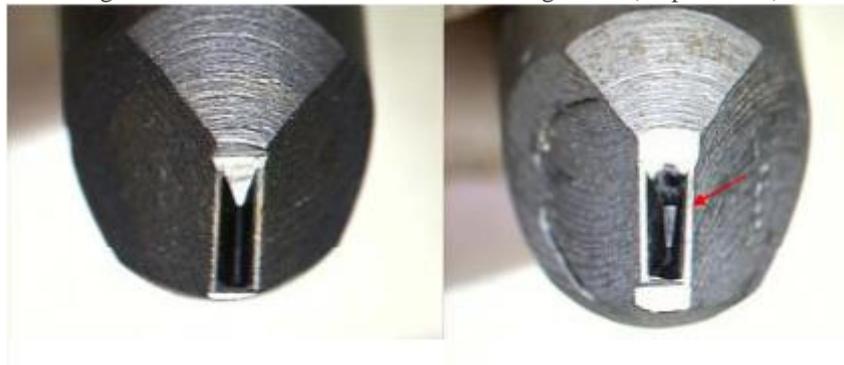
O processo de retificação é constituído pela remoção de material da superfície de uma peça por meio de abrasão de um material com dureza superior ao da peça usinada. A ferramenta utilizada para esse processo é o rebolo que é composto por grãos abrasivos unidos por um material ligante (LOPES *et al.*, 2017).

A robustez da máquina retificadora tem influência direta na geometria da peça, na rugosidade, ondulações, tolerâncias e também para evitar vibrações, além da estabilidade do processo.

Segundo Catai *et al.* (2006) e Ratnam (2017), os principais parâmetros na operação de retificação cilíndrica externa de mergulho são: profundidade total de mergulho, velocidade da ferramenta, rotação da peça, velocidade de avanço mergulho e velocidade de saída do fluido. As características da peça dependem dos demais itens envolvidos no processo para que seja produzida corretamente sem danos térmicos ou mecânicos e esteja dentro da especificação geométrica e com a rugosidade adequada. Segundo Malkin (1989), a topografia do rebolo afeta diretamente os esforços de corte, o consumo de potência da máquina e a temperatura de corte da operação.

Após um ou mais ciclos de retificação, o rebolo pode estar impregnado de material da peça, os grãos podem ter perdido seu poder de corte, por estarem arredondados e isto faz com que o rebolo perca ou reduza sua capacidade de remover material, necessitando de dressagem. Conforme apresentado em Lopes (2017), a operação de dressagem consiste no condicionamento da superfície de corte do rebolo, reavendo sua característica de corte e especificações geométricas, especificações estas que forma perdas ao longo de processos de retificações realizados com o rebolo. Após sucessivas passagens do rebolo pelo processo de retificação, é natural que ele sofra pelo desgaste apresentado pela ação, conforme apresentado na Figura 1, diminuindo assim, a capacidade de corte e remoção de material, que o rebolo exerce sobre a peça usinada.

Figura 1 – Dressador novo x Dressador desgastado (ampliado 6x)



Fonte: Elaborado pelos autores

Portanto, o dressador tem a responsabilidade de definir a geometria do rebolo e também promover a correta afiação do mesmo, sendo que sua geometria deve propiciar uma superfície adequada ao rebolo conforme os parâmetros aplicados.

Esse processo influencia diretamente o acabamento final da peça, o tempo de ciclo, a formação do cavaco durante a retificação e também a vida útil do rebolo, dado que quanto maior a frequência e a profundidade de dressagem menor é o aproveitamento desta ferramenta.

2.2. Projeto de experimentos

O pioneiro na aplicação de projeto de experimentos, aliado a métodos estatísticos, foi Ronald A. Fisher, cientista britânico, que em 1926 publicou uma pesquisa realizada na *Rothamsted Experimental Station*, instituto de pesquisas em agricultura, situada em Hertfordshire, Inglaterra (FISHER, 1926).

As técnicas aplicadas no DOE (*Design of Experiments*) visam planejar experimentos por meio de dados apropriados para uma análise estatística que permita extrair conclusões válidas e objetivas. Nota-se então a diversidade do potencial de utilização desta ferramenta na otimização de processos produtivos em todas as áreas industriais, (SEVERINO, 2011).

O DOE permite detectar interação das variáveis de entrada para analisar os efeitos sobre as variáveis de saída, indicando o rendimento e a significância dos testes do nível de fator, além de fornecer um modelo matemático para a resposta.

A metodologia de planejamento de experimentos (DOE) baseia-se em dois pressupostos fundamentais: a normalidade e a homoscedasticidade dos resíduos dos modelos estimados (MYERS *et al.*, 2002). Assim, quando se aplica o algoritmo de mínimos quadrados para se estimar os parâmetros de um modelo de regressão de uma variável de resposta (\mathbf{y}) em função de um conjunto de variáveis predictoras independentes (\mathbf{x}), assume-se que os erros preditivos (e_i) proporcionados por estes modelos sejam normais, independentes e identicamente distribuídos, com média zero e variância constante σ^2 (MONTGOMERY, 2019). Porém, quando uma variável de resposta (\mathbf{y}) desvia-se da normalidade e apresenta variância não-constante, algumas adequações devem ser consideradas para que o algoritmo de estimação possa produzir parâmetros não tendenciosos. Neste caso, assume-se que:

$$\text{Var}(\mathbf{y}) = \sigma^2 \mathbf{W} \quad (1)$$

Se a matriz \mathbf{W} for diagonal, mas com elementos idênticos, então observações independentes com variância constante serão obtidas; se os elementos da matriz \mathbf{W} forem distintos, então as observações de \mathbf{y} serão independentes entre si, mas com variâncias diferentes; se, porém, a matriz \mathbf{W} apresentar elementos não nulos fora da diagonal principal, então as observações serão

correlacionadas. Desse modo, independentemente da característica de \mathbf{W} , um procedimento adequado para promover a estimação de parâmetros não tendenciosos para o modelo se dá pela aplicação do método dos mínimos quadrados generalizados. Tal método, modifica o algoritmo dos mínimos quadrados ordinários, considerando como métrica de interesse o quadrado da distância de Mahalanobis (\mathbf{M}^2), que é definido como:

$$\mathbf{M}^2 = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{W}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = \mathbf{y}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\beta} + \mathbf{X}^T \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \quad (2)$$

Procedendo à minimização da Eq. (2), obtém-se o vetor de coeficientes estimados pelo método GLM, tal que:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{WLS} = \frac{\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{X}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y}) \quad (3)$$

Muitas são as situações nas quais a resposta de interesse deve ser modelada por GLM, tais como quando \mathbf{y} é representado por uma contagem (ou um número de ocorrências em um dado intervalo), ou por um percentual, casos estes geralmente associados a distribuições de probabilidade de Poisson ou Binomial. A variável independente \mathbf{y} também pode ser uma distribuição não normal contínua e assimétrica, tais como as distribuições lognormal, gamma, exponencial, Weibull, ou mesmo funções de confiabilidade, como “Risco” (*Hazard function*) (MYERS *et. al.*, 2002). Além desses casos, o método GLM pode ser empregado sempre que a variância for função do valor da média. Um caso típico é a distribuição de Poisson, na qual a variável aleatória representa um número de ocorrências de um dado evento por unidade de medida (λ). Uma variável aleatória de Poisson apresenta sua média é igual à sua variância, e ambas iguais a λ . Assim, sempre que um DOE for utilizado para a modelagem de uma resposta que segue este modelo, o método GLM deverá ser utilizado.

2.3. Regressão de Poisson

A modelagem de uma variável \mathbf{y} de Poisson emprega um modelo particular de GLM, conhecido como “Regressão de Poisson”. Neste modelo, a média (μ_i) é igual ao logaritmo do modelo estimado, ao mesmo tempo em que é também igual à variância (MCCULLAGH; NELDER, 1989; NELDER; WEDDERBURN, 1972). Dessa forma, pode-se escrever que:

$$\lambda = E(Y|\mathbf{x}) = \text{Var}(Y|\mathbf{x}) = \mu_i = e^{\mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta}} \quad (4)$$

Substituindo-se esta identidade na função densidade de probabilidade para uma variável aleatória de Poisson e escrevendo sua função de máxima verossimilhança, tem-se:

$$P(y|x; \boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{-e^{\mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta}}} e^{(\mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta})y}}{y!} \therefore \ell(\boldsymbol{\beta}|x; y) = \prod_{i=1}^m \frac{e^{-e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}} e^{(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})y_i}}{y_i!} \quad (5)$$

Decorre que o logaritmo dessa função de verossimilhança é escrito como:

$$\log \ell(\boldsymbol{\beta}|x; y) = \sum_{i=1}^m \left[(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})y_i - e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}} - \log(y_i!) \right] \quad (6)$$

Ao se maximizar a expressão dada pela Eq. (6), obtém-se o estimador de máxima verossimilhança para os coeficientes da regressão de Poisson. Dessa forma:

$$\frac{\partial \log \ell(\boldsymbol{\beta}|x; y)}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} \sum_{i=1}^m \left[(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})y_i - e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}} - \log(y_i!) \right] = \sum_{i=1}^m \left[(y_i \mathbf{x}_i) - e^{\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}} \mathbf{x}_i \right] = 0 \quad (7)$$

A Eq. (7) não possui solução em forma fechada, porém, como é uma função convexa, pode ser resolvida por algoritmos de otimização de base gradiente. Para implementar uma “Regressão de Poisson” a uma variável \mathbf{y} , pode-se usar o seguinte algoritmo:

- Aplica-se o algoritmo OLS para se obter $\boldsymbol{\beta}_0$, armazenando-se o resíduo $e_i = y_i - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}_0$;
- Utiliza-se (e_i^2) e um *log link* com parâmetro de escala igual a 2 para se ajustar um modelo para a variância. Armazena-se o resultado;
- Com as variâncias criadas no item (b), forma-se uma matriz de pesos \mathbf{W} . Recalcula-se os regressores com o algoritmo WLS, tal como descrito na Eq. (3). Este procedimento atualizará os regressores previamente estimados $\boldsymbol{\beta}_0$ para $\boldsymbol{\beta}_1$;
- Volta-se ao passo (b) repetindo-se esta sequência até a convergência.

2.4. Modelos heteroscedásticos para o cálculo da vida de ferramentas

A vida de uma ferramenta para processos de usinagem é uma propriedade calculada considerando o “número de passes” possíveis de serem concluídos até um valor máximo de desgaste de aresta tolerável (PAIVA *et al.*, 2012; SEVERINO *et al.*, 2012; CAMPOS, 2015;

GAUDÊNCIO *et al.*, 2019). Este limite permite a utilização da ferramenta com segurança até a sua fronteira de integridade. Dessa forma, a quantidade passes que podem ser executados neste intervalo de tempo representado pelo interstício entre o início da utilização e o desgaste máximo aceitável, caracteriza uma variável aleatória de Poisson.

Calculando-se o tempo de corte de um passe pela rotação da peça e seu diâmetro, multiplica-se o resultado pelo número de passes e, assim, define-se a vida útil (T) da ferramenta, geralmente em minutos. Dessa forma, ao se computar a vida de um inserto define-se, na verdade, o “número de passes por unidade de tempo” no qual a ferramenta trabalha em condições adequadas. Por definição, a razão entre o número de ocorrências de um dado evento e o tamanho do seu espaço amostral caracteriza uma distribuição de Poisson, na qual a média é proporcional à variância. Em razão disto, os resíduos dos modelos de regressão OLS comumente encontrados na análise de superfícies de resposta serão heteroscedásticos e, por sua vez, a estimação dos coeficientes dos modelos por OLS, se tornará um procedimento tendencioso.

3. Métodos e procedimentos experimentais

3.1. Considerações iniciais

O desgaste do dressador de ponta única de diamante deve ser o menor possível para que o custo do processo seja reduzido. Este desgaste se dá pelo atrito do rebolo na pedra de diamante e pelo aquecimento promovido por este atrito que, dependendo dos parâmetros utilizados pode ser maior ou menor.

É fundamental realizar o controle da vida útil do dressador porque num determinado momento seu desgaste máximo é atingido e deverá ser substituído, pois interfere diretamente nas dimensões das peças utilizadas.

Considerando a forma como o tempo de vida do dressador é calculado, trataremos essa variável como uma variável de Poisson e, portanto, seus resíduos serão heteroscedásticos. Desse modo, será necessário utilizar modelos GLM para estimar os coeficientes dos resíduos antes de aplicar a metodologia de superfície de resposta.

3.2. Fatores Controláveis

Os parâmetros de processo e seus níveis, foram determinados baseados nos fatores indicados na literatura como significativos conforme apresentado na fundamentação teórica.

Os parâmetros adotados para o CCD foram: velocidade de avanço do rebolo (x_1), velocidade de dressagem (x_2), velocidade periférica do rebolo (x_3) e profundidade de dressagem (x_4). Os níveis adotados para cada parâmetro estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1- Parâmetros significativos para o processo

Parâmetros de Processo	Unidade	Níveis (decodificados)				
		-1,5	-1	0	+1	1,5
x_1	[mm/min]	0,1375	0,1500	0,1750	0,2000	0,2125
x_2	[mm/min]	45,0000	50,0000	60,0000	70,0000	75,0000
x_3	[m/s]	30,0000	33,0000	39,0000	45,0000	48,0000
x_4	[mm]	0,0150	0,0200	0,0300	0,0400	0,0450

Fonte: Elaborado pelos autores

Os demais parâmetros e condições de processo foram fixados, sendo o rebolo de óxido de alumínio rosa, rotação da árvore de anéis, sobremetal no diâmetro dos anéis e fluido refrigerante.

3.3. Respostas dos experimentos

A matriz experimental, do arranjo interno, utilizada para a Metodologia da Superfície de Resposta foi a CCD (Arranjo Composto Central) com quatro fatores em dois níveis ($2^k = 2^4 = 16$), quatro pontos centrais ($1.k = 1.4 = 4$) e oito pontos axiais ($2.k = 2.4 = 8$), com uma replicação e dois blocos, totalizando 30 ensaios. Além disso, foi considerado $p = 1,5$, porque ao utilizar $p = 2$ os experimentos resultaram em valores fora da especificação da máquina.

Após a definição dos fatores dos experimentos e dos parâmetros fixos, a matriz de experimentos foi executada e os resultados serão apresentados na próxima seção.

4. Resultados

4.1. Modelagem das respostas

Conforme apresentado anteriormente, foi necessário utilizar um modelo particular de GLM, conhecido como "Regressão de Poisson" para estimar os resíduos, dado que o tempo de vida do dressador é uma variável de Poisson e seus resíduos são heteroscedáticos. Desse modo, o algoritmo apresentado na seção 2.3 foi utilizado.

Após a modelagem por GLM, a relação entre as respostas foi estabelecida por meio da modelagem matemática do Método da Superfície de Resposta determinando as relações entre

os fatores controláveis do processo, utilizados como variáveis de entrada e suas influências na resposta de interesse.

Em seguida foi realizada a Análise de Variância (ANOVA), calculadas pelo Minitab[®], permitindo verificar o ajuste do modelo, o *P-value* dos parâmetros e suas interações. Considerando os fatores significativos, bem como suas interações, foi possível estabelecer uma expressão que modela a vida do dressador. O modelo apresentou excelente ajuste, obtendo como resultados $R^2 = 99,67\%$, $R^2\text{-ajustado} = 99,31\%$ e $R^2\text{-previsão} = 98,55\%$.

Para verificar a importância de utilizar modelos GLM para os resíduos foi realizada uma breve comparação entre os resultados obtidos utilizando modelos GLM e utilizando modelos OLS. Ao utilizar modelos OLS os resultados encontrados foram $R^2 = 93,62\%$, $R^2\text{-ajustado} = 86,79\%$ e $R^2\text{-previsão} = 75,09\%$. Desse modo, foi possível observar a adequação do modelo à operação real ao utilizar o GLM, obtendo ajuste superiores. Além disso, obteve-se redução significativa na variância dos dados, o que pode ser constatado ao observar a melhora nos ajustes de previsão.

4.2. Otimização

Para otimização dessa variável foi considerado que o material utilizado no dressador é o diamante e, quanto maior a vida do dressador menor o custo da operação. Portanto, o sentido de otimização é a maximização.

O ponto inicial viável adotado foi o vetor [0 0 0 0] e, para evitar que a solução encontrada fique fora da região experimental, foi acrescentada a seguinte restrição:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} \leq (1,5)^2 \quad (8)$$

O modelo completo, obtido na MSR, foi utilizado para otimização, uma vez que não havia diferenças significativas entre os ajustes para o modelo completo e o modelo reduzido. Todos dados foram adicionados numa planilha do programa MS Excel[®] e, para solucionar as equações, foi utilizado o Solver[®] que conduziu a solução ótima apresentada na Tabela 2.

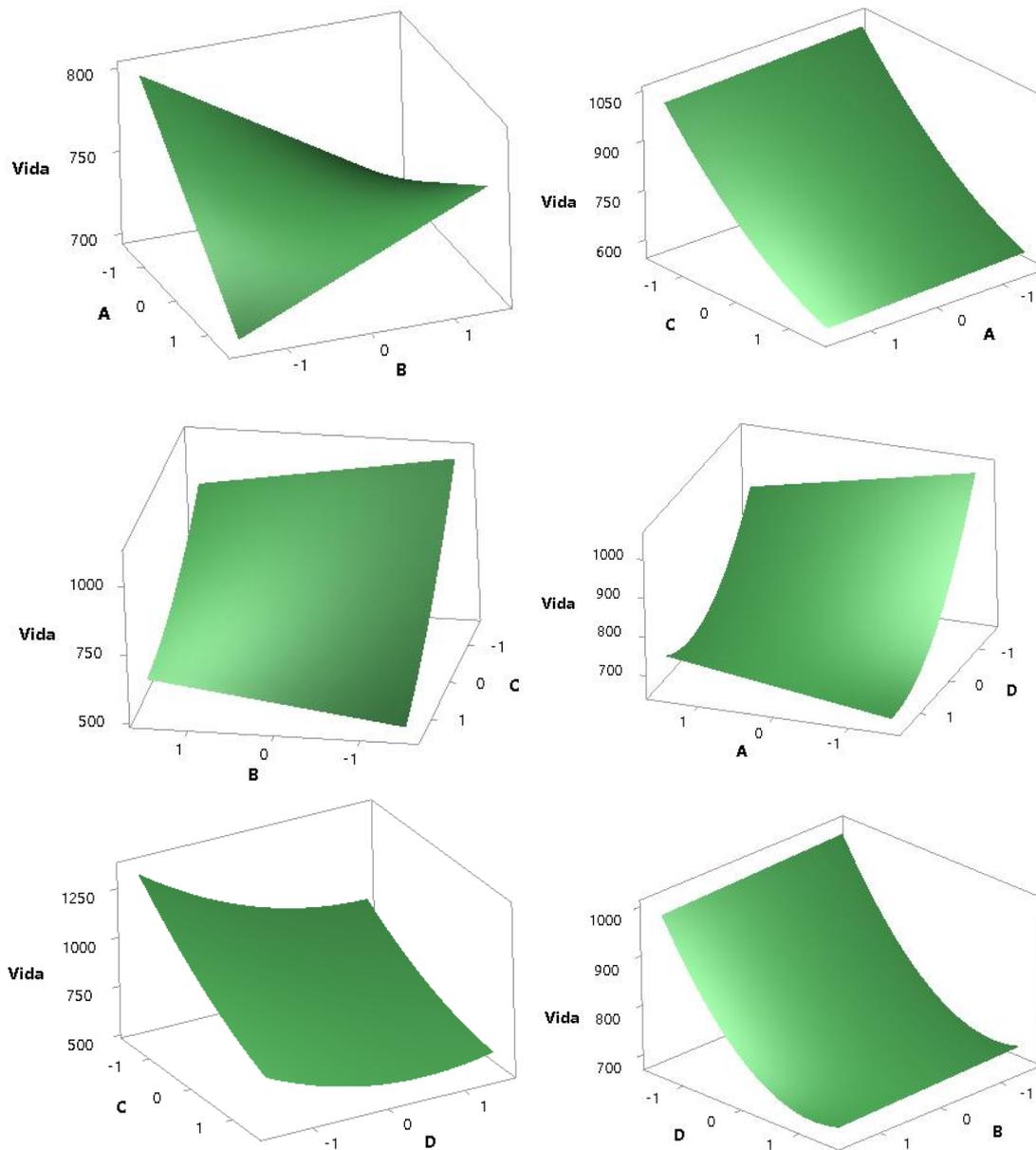
Tabela 2 – Otimização da vida do dressador

	x_1	x_2	x_3	x_4	Vida
Codificado	-0,1830	-0,2170	-1,1030	-0,9760	1095
Decodificado	0,1704	57,8300	32,3820	0,0202	1095

Fonte: Elaborado pelos autores

Os resultados encontrados corroboram com a Figura 2 que apresenta os gráficos para superfície de resposta de resposta para as variáveis analisadas. Na figura é possível verificar que o tempo de vida da ferramenta aumenta à medida que os níveis dos quatro fatores são reduzidos.

Figura 2 – Gráficos de superfície de resposta



Fonte: Elaborado pelos autores

Portanto, será possível realizar 1095 ciclos com cada dressador desde que as configurações acima sejam adotadas para a velocidade de avanço do rebolo, velocidade de dressagem, velocidade periférica do rebolo e profundidade de dressagem.

5. Conclusão

Baseado nos resultados obtidos experimentalmente foi possível constatar que a utilização da modelagem GLM se mostrou adequada para a otimização de vida do dressador.

O aumento da vida útil do dressador (V), medida em dressagens, se deu basicamente pela redução da profundidade de dressagem de 0,40 [mm] para 0,02 [mm] e pela redução da velocidade de dressagem de 70 [mm/min] para 57,83 [mm/min], o que se esperava ao considerar as pesquisas de Linke e Klocke (2010). Isso porque a redução da velocidade de dressagem aumenta o grau de recobrimento do dressador, que por sua vez reduz a temperatura na região de dressagem, reduzindo o desgaste do dressador.

Dessa forma, para que cada dressador realize 1095 ciclos o ajuste deverá ser: velocidade de avanço do rebolo = 0,1704 mm/min; da velocidade de dressagem = 57,83 mm/min; velocidade periférica do rebolo = 32,382 m/s e profundidade de dressagem = 0,0202mm. Além disso, ao adotar a Regressão de Poisson como metodologia para ajustar os resíduos, o modelo apresentou boa acurácia de previsão obtendo $R^2 = 99,67\%$, R^2 -ajustado = 99,31% e R^2 -previsão = 98,55%.

6. Agradecimentos

Agradecemos à CAPES, CNPq e à empresa MAHLE Metal Leve S/A.

REFERÊNCIAS

AGUIAR, P.R., CRUZ, C.E.D., PAULA, W.C.F., BIANCHI, E.C., THOMAZELLA R.; DOTTO, F.R.L. **Neural Network Approach for Surface Roughness Prediction in Surface Grinding**. Proceedings of the 25th conference on Proceedings of the 25th IASTED International Multi-Conference: artificial intelligence and applications, pp. 96 -101, 2007.

BIANCHI, E. C., MONICI R. D., NETO L. D., AGUIAR, A. R. , GUERMANDI , L. G. Estudo comparativo entre a agressividade superficial obtida na retificação com rebolos de óxido de alumínio e CBN, fabricados com ligantes resinóide e vitrificado, **Cerâmica**, v.57, n.344, pp. 431-437, São Paulo, 2011.

BOX, G.E.P., WILSON, K.B. On the Experimental Attainment of Optimum Conditions. **Journal of the Royal Statistical Society Series B**, 13, 1-45, 1951.

CAMPOS, P. H. S. Metodologia DEA-OTS: Uma Contribuição para a Seleção Ótima de Ferramentas no Torneamento do Aço Endurecido. Doutorado em Engenharia de Produção. Universidade Federal de Itajubá, 2015, 174 p.

CATAI, E. R., BIANCHI E.C., AGUIAR, P.R., SILVA, L.R. Análise da Influência do Processo de Retificação nas Circularidades, Tensões Residuais e na Microestrutura do Aço 101 VC-131 Mediante a Variação do Tipo de Fluido de Corte, **Congresso Brasileiro de Engenharia e Ciência dos Materiais**, 2006.

CRUZ, D.C.; SORDI, V.L.; VENTURA, C.E.H. Surface analysis of WC-5% Co cemented tungsten carbide cutting insert after plunge-face grinding. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 108, p. 323- 330, 2020.

FISHER, R.A. The Arrangements of Field Experiments. **Journal of the Ministry of Agriculture of Great Britain**, v. 33, pp. 503-513, 1926.

GAUDÊNCIO, J. H. D. ; CORRÊA, J. E. ; PAES, V. C. ; CAMPOS, P. H. D. S. ; TURRIONI, J. B. ; PAIVA, A. P.. Hybrid multiobjective optimization algorithm based on multivariate mean square error and fuzzy decision maker. **Applied Soft Computing** , v. 82, p. 105586, 2019.

LINKE, B., KLOCKE F. Temperatures and Wear Mechanisms in Dressing of Vitrified Bonded Grinding Wheels. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 50, pp. 552–558, 2010

LOPES, W. N. et al. Digital signal processing of acoustic emission signals using power spectral density and counts statistic applied to single-point dressing operation. IET Science, **Measurement and Technology**, [S. l.], v. 11, n. 5, p. 631–636, 2017.

MALKIN, S. Grinding Mechanisms e Grinding Temperatures and Thermal Damage. In: Malkin, S. Grinding Technology: Theory and Applications of Machining with Abrasives, 1 Ed, Chichester, Ellis Horwood Limited, pp.108-171, 1989.

McGULLAGH, P., NELDER, J. A. **Generalized Linear Models**. 2nd Ed., Chapman & Hall CRC, London, 1989.

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. (7th ed.). New York: John Wiley, 2009.

MYERS, R. H., MONTGOMERY, D. C., VINING, G. G. **Generalized Linear Models – with applications in Engineering and the Sciences**. Ed. Wiley, 1st. Ed, New York, 342 p, 2002.

NELDER, J. A., WEDDERBURN, R. W. M. Generalized Linear Models. **Journal Of The Royal Statistical Society**. Series A (General) 135 (3): 370–84, 1972.

PAIVA, A.P., CAMPOS P.H., FERREIRA J.R., LOPES L.G.D., PAIVA E.J., BALESTRASSI P.P. “A Multivariate Robust Parameter Design Approach for Optimization of AISI 52100 Hardened Steel Turning With Wiper Mixed Ceramic Tool”, **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 30, pp.152–163, 2012.

RATNAM, M. M. 1.1 Factors Affecting Surface Roughness in Finish Turning. *Comprehensive Materials Finishing*, 1–25, 2017.

SANTHAKUMAR, J.; IQBAL, U. M. Parametric optimization of trochoidal step on surface roughness and dish angle in end milling of AISI D3 steel using precise measurements. **Materials**, v. 12, n. 8, 2019.

SEVERINO G., PAIVA, E. J., FERREIRA J. R., BALESTRASSI P. P., PAIVA A. P. Development of a Special Geometry Carbide Tool for the Optimization of Vertical Turning of Martensitic Gray Cast Iron Piston Rings, **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 60, pp 1–12, 2012.